

Identifikasi Visual Cacat Produk Menggunakan *Neural Network Model Backpropagation* (Studi Kasus: PT. Panasonic Gobel Eco Solution)

Muhammad Nur^{1*)}, Sjaeful Irwan², Danang Santosa³

^{1,2,3}Jurusan Teknik Informatika, STMIK Bani Saleh, Bekasi

^{1,2,3}Jalan Mayor M. Hasibuan, Kota Bekasi, Indonesia

email: ¹muhamadn5879@gmail.com, ²sjaefulirwan@gmail.com, ³danangsantosa23@gmail.com

Special Issue on Seminar Nasional - Inovasi Dalam Teknologi Informasi & Teknologi Pembelajaran 2019

Abstract – Product defects are common in the production process. Visual identification of product defects is first carried out when the product is produced. Identification of vague defects in very small shapes with different sizes and positions is difficult to do with ordinary eye sight, so that often results in decisions about the status of the product that is not right. Product defects in visual form can be identified by patterns such as shape, size and position on the product image. In this study, we will apply a neural network with the backpropagation model as a classification of the pattern. Product images will be processed using image processing by converting the RGB pixel value of the image into a numeric value. Data in numerical form will be input for training values in the backpropagation model. Training results are used to identify identified product defects and produce product status decisions. The results show that the backpropagation neural network model is able to recognize product patterns with an accuracy of 99.24% and based on simulation test data with the final weight and bias of training results, able to identify product defects with success up to 91%.

Keywords – classification, product defect, image processing, neural network, backpropagation

Abstrak – Cacat produk merupakan hal yang sering terjadi pada proses produksi. Identifikasi cacat produk secara visual dilakukan pertama kali ketika produk diproduksi. Identifikasi cacat yang samar dalam bentuk yang sangat kecil dengan ukuran dan posisi yang berbeda sulit dilakukan dengan pandangan mata biasa, sehingga sering menghasilkan keputusan status produk yang kurang tepat. Cacat produk dalam bentuk visual dapat diidentifikasi dengan pola seperti bentuk, ukuran dan posisi pada gambar produk. Pada penelitian ini akan menerapkan *Neural network* dengan model *backpropagation* sebagai klasifikasi pola tersebut. Gambar produk akan diproses menggunakan *image processing* dengan mengkonversi nilai RGB pixel gambar menjadi nilai numerik. Data dalam bentuk numerik akan menjadi input nilai pelatihan pada model *backpropagation*. Hasil pelatihan digunakan untuk mengenali cacat produk yang diidentifikasi dan menghasilkan keputusan status produk. Hasil menunjukkan bahwa neural network model *backpropagation* mampu mengenali pola produk dengan akurasi 99,24% dan berdasarkan simulasi data pengujian dengan bobot dan bias akhir hasil pelatihan, mampu melakukan identifikasi cacat produk dengan keberhasilan hingga 91%.

*) penulis korespondensi: Muhammad Nur
Email: muhamadn5879@gmail.com

Kata Kunci – klasifikasi, cacat produk, image processing, neural network, backpropagation.

I. PENDAHULUAN

Produk cacat merupakan produk yang tidak memenuhi spesifikasi yang sudah ditentukan [1]. Produk cacat sering terjadi pada proses produksi yang disebabkan oleh banyak faktor, misalnya jenis bahan, kondisi mesin dan konfigurasi mesin. Produk cacat dapat menimbulkan kerugian sehingga harus diidentifikasi dan dicari solusi agar tidak terjadi lagi [2]. Identifikasi awal yang dapat dilakukan pada sebuah produk adalah secara visual. Identifikasi secara visual biasanya terkait dengan spesifikasi cacat pada permukaan produk yang dapat diamati dengan pandangan mata.

Cacat produk dapat diidentifikasi dengan cara mengamati pola atau pattern yang terlihat pada permukaan produk. Cacat produk dalam ukuran yang sangat kecil dan bentuk serta posisi yang bervariasi sangat sulit untuk diidentifikasi. Hal ini sering menghasilkan keputusan status kualitas produk yang tidak tepat. Cacat produk dengan variasi baru harus didiskusikan dengan *decision maker* sebagai pengambil keputusan akhir terhadap status kualitas produk, sehingga butuh waktu yang tidak sedikit. Identifikasi cacat produk yang sering dilakukan adalah dengan membandingkan dengan kasus cacat yang pernah terjadi. Hal ini pun masih terdapat masalah sebab proses perbandingan itu masih berdasarkan perbandingan kualitas secara visual dan belum terukur secara angka yang akurat. Image processing dapat digunakan untuk melakukan konversi tiap pixel RGB pada gambar produk menjadi nilai dalam bentuk angka.

Image Processing merupakan proses yang digunakan untuk analisis dan manipulasi citra digital dengan bantuan komputer [3]. *Image processing* dapat dibedakan menjadi dua kategori secara umum yaitu perbaikan citra digital dan analisis citra untuk pengenalan objek (*object recognition*). Kategori kedua sering digunakan untuk mengenali pola pada citra digital dengan cara mengekstraksi nilai *pixel* pada gambar menjadi nilai numerik sehingga dapat dianalisa menggunakan metode tertentu untuk diambil informasi yang dibutuhkan. Proses ini dapat digunakan untuk mengenali pola cacat produk dengan cara mengkonversi gambar produk menjadi nilai dalam bentuk angka dan dianalisis menggunakan metode *artificial intelligence*

sehingga bisa didapatkan status kualitas produk secara otomatis dan lebih akurat.

Neural network merupakan bagian dari *artificial intelligence* [4] yang dapat digunakan untuk mengenali pola pada gambar. *Neural network* bekerja seperti sistem syaraf biologis ketika berhubungan dengan dunia luar. Terdapat beberapa model pada *neural network*, yaitu *Adaline*, *Hopefield*, *Self Organization*, *Perceptron* dan *backpropagation*. Model *backpropagation* sering digunakan untuk proses pengenalan pola (*pattern recognition*). Pada penelitian ini *neural network* dengan model *backpropagation* akan digunakan untuk mengenali pola cacat produk dengan cara menggunakan nilai hasil konversi pixel pada gambar menjadi input pada proses pelatihan. Hasil dari pelatihan dapat digunakan untuk identifikasi cacat produk dan keputusan yang dihasilkan berdasarkan proses analisis menggunakan angka numerik sehingga diharapkan lebih akurat dan efisien.

II. PENELITIAN YANG TERKAIT

Neural network banyak digunakan pada penelitian yang berkaitan dengan pengenalan pola. Penelitian tersebut menggunakan beberapa metode seperti *backpropagation*, *hybrid feature* dan *co-occurrence matrix*.

Menurut (Ahmad Fahrudi Setiawan dan Alam Katon Agung, 2016:54) dalam penelitiannya yang berjudul "Klasifikasi Pola Sidik Jari Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* Untuk Analisa Karakteristik Seseorang" mampu mengenali citra pelatihan dengan prosentase 100% dan mampu mengenali citra pengujian dengan prosentase 83%. Dalam pengujian akurasi untuk mengenali citra berpola whorl sebesar 60%, citra berpola loop sebesar 91%, dan citra berpola arch sebesar 50% [5].

Peneliti Herdian Anantya Risma dalam penelitiannya yang berjudul "Analisis Performansi Sistem Pendeteksi Katarak Menggunakan Discrete Cosine Transform dan Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation*" menjelaskan bahwa metode yang dipilih berhasil mengklasifikasikan jenis katarak dengan akurat. Nilai akurasi terbesar adalah ketika pengujian menggunakan parameter ciri order satu dan kombinasi antara standard deviation dan entropy. Pengujian tersebut menghasilkan akurasi hingga 86.7% pada epoch bernilai 100 dan hidden layer 5 [6].

Penelitian yang dilakukan oleh Zaitun, Gurum dan Warsito yang berjudul "Sistem Identifikasi dan Pengenalan Pola Citra Tanda-tangan Menggunakan Sistem Jaringan Syaraf Tiruan Dengan Metode *Backpropagation*" menyimpulkan bahwa metode yang digunakan berhasil mengenali pola tanda tangan dengan akurat. Mereka menjelaskan bahwa semakin banyak jumlah pola tanda-tangan pada proses pelatihan, maka nilai akurasi akan semakin besar. Hal ini dibuktikan dengan hasil test jika proses pelatihan hanya menggunakan 1 pola tanda-tangan, maka akurasi hanya 50%. Jika pola tanda-tangan yang digunakan pada proses pelatihan adalah 5, maka akurasi meningkat hingga mencapai 70% [7].

Donny Avianto pada penelitiannya yang berjudul "Pengenalan Pola Karakter Plat Nomor Kendaraan Menggunakan Algoritma Momentum *Backpropagation Neural Network*" menjelaskan hasil bahwa akurasi pengenalan karakter terbaik didapatkan ketika laju belajar alpha ditetapkan sebesar 0,2 dan momentum betha adalah 0,7. Hasilnya adalah dari 276 karakter yang terdiri dari angka dan huruf, metode

yang digunakan mampu mencapai hasil akurasi 97,01%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa *neural network* sangat baik dalam mengenali pola [8].

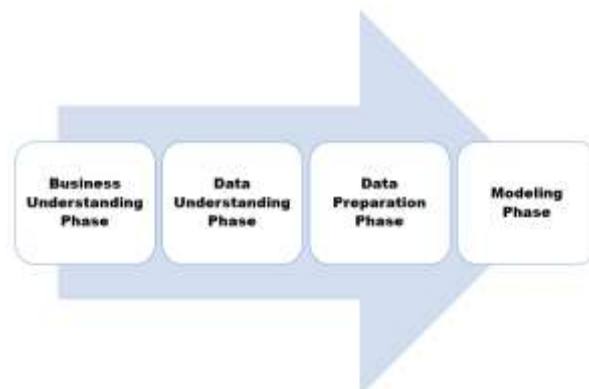
Penelitian lain yang pernah dilakukan adalah oleh Novan Wijaya, Kevin Susanto dan Jefry yang berjudul "Pengenalan Pola Huruf Pada Kata dengan Menggunakan Algoritma *Backpropagation* dan *Hybrid Feature*" menyatakan bahwa berdasarkan hasil pengujian, metode *neural network* model *backpropagation* dan *hybrid features* dapat mengenali huruf uppercase dengan akurasi sebesar 93,86% ketika menggunakan 45 dataset [9].

Pada penelitian lain dengan judul "Sistem Pengenalan Pola Angka Menggunakan Metode Delta Rule" yang dilakukan oleh Ari Kusuma Wardana juga berhasil menggunakan *neural network* sebagai metode *artificial intelligence* dalam mengenali pola angka. Hasil akhir menunjukkan bahwa nilai error bernilai 0, artinya pola angka 100% berhasil dikenali. Nilai bobot akhir w1 sampai w3 pada penelitian ini adalah masing-masing bernilai 0, 0.3 dan 0.3 [10].

III. METODE PENELITIAN

A. Tahapan Penelitian

Penelitian ini menggunakan empat tahapan sebelum mengimplementasikan *neural network* dan model *backpropagation*. Empat tahapan ini mengadopsi *Cross Industry Standard Process-Data Mining* (CRISP-DM). Tahapan akhir akan menghasilkan model implementasi *neural network* dalam melakukan pengenalan pola cacat produk, diperlihatkan pada Gbr.1.



Gbr. 1 Tahapan penelitian.



Gbr 2. Contoh gambar produk

Business Understanding Phase, pada fase ini proses awal hingga memahami permasalahan yang terjadi. data dikumpulkan berdasarkan kebutuhan solusi yang akan diusulkan. Masalah utama yang didapat adalah sulitnya menentukan cacat produk dengan inspeksi pandangan mata

secara visual karena keterbatasan kemampuan dan variasi bentuk, ukuran dan posisi dari cacat ditemukan.

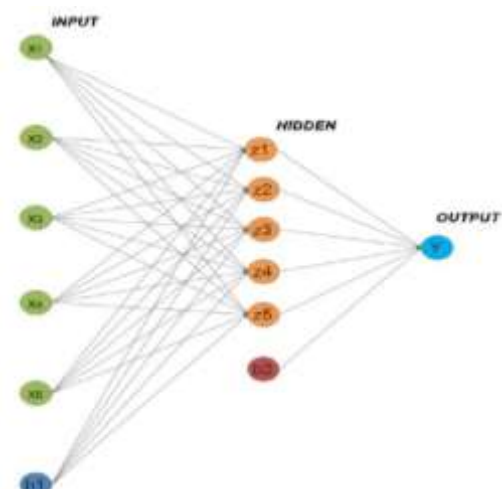
Data Understanding Phase, pada fase ini data yang berhasil dikumpulkan akan dianalisis. Proses analisa data dilakukan untuk lebih memahami permasalahan yang sudah diidentifikasi pada tahapan sebelumnya. Data disajikan dalam bentuk gambar citra digital. Data yang dibutuhkan adalah data gambar master yang akan digunakan sebagai target pada fase pelatihan model backpropagation. Berikut adalah salah satu contoh gambar produk seperti pada Gbr.2.

Data Preparation Phase, pada fase ini data dalam bentuk gambar akan mulai dipersiapkan sebagai input pada pelatihan backpropagation. Data gambar tidak bisa langsung digunakan, data gambar harus dikonversi dari bentuk pixel RGB menjadi nilai dalam bentuk angka. Hasil konversi dalam bentuk angka akan ditransformasi agar menjadi data tunggal dari yang memenuhi syarat fungsi sigmoid pada proses pelatihan.

Modelling Phase, pada fase terakhir ini data yang sudah dipersiapkan akan dicoba dijadikan input proses pelatihan. Pada penelitian ini model yang akan digunakan adalah sebagai berikut:



Gbr 3. Model neural network backpropagation dengan konversi data gambar



Gbr 4. Arsitektur backpropagation yang akan digunakan

B. Pelatihan Neural Network dan Backpropagation

Arsitektur jaringan yang akan digunakan adalah 5 unit *neuron* pada lapisan input, 5 unit *neuron* pada lapisan *hidden* dan 1 unit pada lapisan keluaran, terlihat pada Gbr.4. Spesifikasi jaringan yang akan digunakan adalah sebagai berikut:

- Fungsi pembelajaran jaringan: *Incremental Mode*.
- Fungsi pembelajaran bobot: *Gradient Descent*.
- Fungsi aktivasi lapisan tersembunyi: *Sigmoid Biner*.
- Fungsi aktivasi lapisan keluaran: *Identitas*.

Pembelajaran akan dilakukan dengan parameter sebagai berikut:

- *Learning rate* bobot lapisan tersembunyi : 0.25
- *Learning rate* bias lapisan tersembunyi : 0.25
- *Learning rate* bobot lapisan keluaran : 0.25
- *Learning rate* bias lapisan keluaran : 0.25
- Fungsi kinerja tujuan (MSE) : 0.0001
- *Epoch* maksimal (Max Epoch) : 10.000

TABEL I
BOBOT DAN BIAS AWAL LAPISAN *HIDDEN*

	z1	z2	z3	z4	z5
x1	V11: -0,049658	V21: 0,311242	V31: 0,146249	V41: 0,093250	V51: 0,350925
x2	V12: 0,0570809	V22: 0,044224	V32: 0,383301	V42: 0,126519	V52: -0,36655
x3	V13: 0,0881031	V23: -0,39759	V33: -0,34211	V43: 0,437477	V53: 0,081521
x4	V14: -0,390182	V24: 0,151575	V34: 0,355491	V44: 0,152510	V54: 0,338796
x5	V15: 0,1719408	V25: 0,143885	V35: 0,460508	V45: -0,41665	V55: 0,302448
b1	V01: 0,1249213	V02: 0,212727	V03: 0,029333	V04: 0,466513	V05: 0,316451

TABEL II
BOBOT DAN BIAS AWAL LAPISAN KELUARAN

	y
z1	W1: -0,461428
z2	W2: -0,047947
z3	W3: -0,466647
z4	W4: -0,118191
z5	W5: 0,1528958
b2	W0: 0,4549696

TABEL III
TRANSFORMASI DATA TARGET

Sample No	Gambar	Nilai (Konversi dari RGB ke angka)	Transformasi	Hasil
1		34012.4694	$0,8 * (34012.4694 - 32678.2419) / (34697.5120 - 32678.2419) + 0,1$	0,628598
2		32678.2419	$0,8 * (32678.2419 - 32678.2419) / (34697.5120 - 32678.2419) + 0,11$	0,100000
3		34697.5120	$0,8 * (34697.5120 - 32678.2419) / (34697.5120 - 32678.2419) + 0,1$	0,900000
4		33551.1625	$0,8 * (33551.1625 - 32678.2419) / (34697.5120 - 32678.2419) + 0,1$	0,445836
5		33285.3459	$0,8 * (33285.3459 - 32678.2419) / (34697.5120 - 32678.2419) + 0,1$	0,340524

Setelah bobot didapat maka tahap selanjutnya adalah mempersiapkan data pelatihan dan pengujian. Karena data pelatihan dan pengujian memiliki nilai diatas 1 (>1) maka data tidak dapat digunakan untuk pelatihan dengan fungsi aktivasi sigmoid biner yang menghasilkan output tidak pernah lebih dari 1. *Sigmoid biner* membutuhkan input dengan interval nilai

[0.1,0.9] oleh karena itu data harus ditransformasikan terlebih dahulu, terlihat pada Tabel III.

Setelah nilai transformasi didapat, maka diambil rata-rata dari hasil sampel gambar tersebut yaitu nilai RGB 33644,9463 atau nilai hasil transformasinya 0,4908. Lakukan juga transformasi data pelatihan dari nilai RGB gambar produk, seperti tabel IV. Transformasikan juga data pengujian seperti yang sudah dilakukan pada data pelatihan agar data pengujian dapat digunakan untuk proses simulasi data pengujian seperti pada Tabel VI.






TABEL IV
KONVERSI GAMBAR DATA PELATIHAN

Sample No	x1	x2	x3	x4	x5
1	35050.6638	32114.1885	34232.6453	32921.9903	36239.7859
2	30965.4708	32397.5194	32199.7463	31422.4503	32230.6088
3	34636.5108	34497.9716	32626.1512	35928.8097	33061.9900
4	32512.4518	32580.3387	31767.8000	32341.8870	32649.3403
5	32699.4281	32115.9930	34287.2754	34717.4887	35221.7046

TABEL V
TRANSFORMASI DATA PELATIHAN

Sample No	x1	x2	x3	x4	x5
1	0.900000	0.100000	0.882654	0.366209	0.900000
2	0.100000	0.195086	0.237154	0.100000	0.100000
3	0.818897	0.900000	0.372549	0.900000	0.265896
4	0.402944	0.256440	0.100000	0.263225	0.183555
5	0.439559	0.100606	0.900000	0.684958	0.696850

TABEL VI
TABEL TRANSFORMASI DATA PENGUJIAN

Sample No	Gambar	Nilai (Konversi dari rgb ke angka)	Transformasi	Hasil
1		33067.3646	$0,8*(33067.3646-32051.3114)/(36831.1512-32051.311)+0,1$	0,2700564
2		32051.3114	$0,8*(32051.3114-32051.3114)/(36831.1512-32051.311)+0,1$	0,1000000
3		34892.5112	$0,8*(34892.5112-32051.3114)/(36831.1512-32051.311)+0,1$	0,5755306
4		36831.1512	$0,8*(36831.1512-32051.3114)/(36831.1512-32051.311)+0,1$	0,9000000
5		34699.7729	$0,8*(34699.7729-32051.3114)/(36831.1512-32051.311)+0,1$	0,5432720

Pada saat nilai transformasi didapat, maka diambil rata-rata dari hasil sampel pengujian gambar tersebut yaitu 0,5001778. Lakukan juga transformasi data pengujian dari nilai RGB

gambar produk, seperti tabel VII. Setelah data ditransformasikan maka pelatihan jaringan dapat dilakukan

TABEL VII
TRANSFORMASI DATA PENGUJIAN

Sample No	x1	x2	x3	x4	x5
1	33067,3646	32051,3114	34892,5112	36831,1512	34699,7729

TABEL VIII
TRANSFORMASI DATA PENGUJIAN

Sample No	x1	x2	x3	x4	x5
1	0,2700	0,1000	0,57553	0,9000	0,5432

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Setelah ketiga tahap perhitungan selesai dikerjakan maka akan didapatkan bobot baru berdasarkan distribusi *error* di semua lapisan. Sehingga menghasilkan bobot baru yang lebih baik, bobot baru pada data ke-1 akan digunakan untuk proses pembelajaran data ke-2 dan seterusnya sampai data ke-5. Begitu pula bobot baru yang didapat pada data ke-5 merupakan bobot dari data akhir pembelajaran di epoch pertama yang akan digunakan oleh data ke-1 pada epoch kedua dan dilakukan perhitungan MSE untuk mengukur fungsi kinerja tujuan.

TABEL IX
BOBOT DAN BIAS AKHIR LAPISAN TERSEMBUNYI DATA Ke 1

	z1	z2	z3	z4	z5
x1	-0,063709	-0,312693	0,132397	0,089641	0,355404
x2	0,0555196	-0,044385	-0,38484	0,126118	-0,36605
x3	0,0743226	-0,399021	-0,35569	0,433938	0,085914
x4	-0,395900	0,1509851	0,349855	0,151041	0,340618
x5	0,1578895	0,1424349	0,446655	-0,42026	0,306927

TABEL X
BOBOT DAN BIAS AKHIR LAPISAN KELUARAN DATA Ke 1

	y
z1	-0,38726
z2	0,01217
z3	-0,38613
z4	-0,05483
z5	0,23560
b2	0,59135

Setelah data ke-5 dikerjakan maka epoch pertama telah selesai, kemudian hitung MSE pada epoch pertama dengan persamaan 1.

$$MSE = (\text{Jumlah Kuadrat Error} / \text{Jumlah Data}) \quad (1)$$

MSE yang didapatkan dari hasil perhitungan data di epoch pertama, perhitungan diatas akan terus dilakukan hingga mencapai epoch yang menghasilkan $MSE < 0.0001$. Pada kasus identifikasi visual cacat produk, MSE akan mencapai < 0.0001 pada epoch ke-685 dengan MSE 0.0000999464. Berikut ini adalah bobot data ke-5 pada epoch pertama dan bobot akhir pada epoch ke-685.

TABEL XI
BOBOT DAN BIAS AKHIR LAPISAN TERSEMBUNYI DATA KE 685

	z1	z2	z3	z4	z5
x1	-1,163433	-0,659129	-0,653028	0,182660	0,983862
x2	-0,381833	-0,168606	-0,730313	0,146066	-0,15738
x3	0,5563203	-0,237045	-0,066009	0,309327	-0,37523
x4	-0,523380	0,1313947	0,2325486	0,089563	0,352679
x5	0,0070450	0,0927771	0,3265546	-0,44784	0,316406

TABEL XII
BOBOT DAN BIAS AKHIR LAPISAN KELUARAN DATA KE 685

	y
z1	-1,32963
z2	-0,39627
z3	-0,71460
z4	0,07694
z5	1,08099
b2	0,66028

TABEL XIII
PERBANDINGAN TARGET DENGAN HASIL IDENTIFIKASI MODEL
BACKPROPAGATION DATA PELATIHAN

Data	Target	Keluaran JST	Normalisasi Target	Normalisasi Keluaran JST	Persentase Akurasi
1	0,62859	0,63337	34012	34025	99,24 %
2	0,10000	0,11215	32678	32709	89,16 %
3	0,90000	0,90520	34697	34711	99,42 %
4	0,44583	0,42931	33551	33509	96,29 %
5	0,34052	0,33512	33285	33272	98,41 %

TABEL XIV
PERBANDINGAN TARGET DENGAN HASIL PREDIKSI MODEL
BACKPROPAGATION DATA PENGUJIAN

Data	Target	Keluaran JST	Normalisasi Target	Normalisasi Keluaran JST	Persentase Akurasi
1	0,48299	0,43883	34339,6098	34075,78663	91 %

Data pada Tabel XIII merupakan data hasil simulasi data pelatihan. Hasil simulasi data pelatihan menghasilkan akurasi rata – rata 96,51%. Hasil tersebut sudah cukup baik, bobot akhir pada iterasi ke-685 sudah dapat digunakan untuk simulasi pada data pengujian. Data pada Tabel XIV merupakan hasil

simulasi data pengujian. Hasil simulasi data pengujian menghasilkan persentase keberhasilan 90,86 jika dibulatkan menjadi 91 %.

V. KESIMPULAN

Dari hasil penelitian yang telah dilakukan mulai dari awal hingga proses pengujian dapat disimpulkan bahwa berdasarkan proses pelatihan *neural network* backpropagation bahwa hasil pelatihan jaringan mendapatkan nilai fungsi kinerja tujuan (MSE) < 0.0001 pada *epoch* 685. Berdasarkan proses simulasi data pelatihan dengan bobot dan bias akhir hasil pelatihan, *neural network* mampu mengenali pola produk dengan akurasi hingga 99,42 %. Berdasarkan proses simulasi data pengujian dengan bobot dan bias akhir hasil pelatihan menghasilkan identifikasi dengan persentase keberhasilan hingga 91 %.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Kholmi, Masiyah and Yuningsih., "Akuntansi Biaya", UMM Press, Malang, 2009.
- [2] Hidayat, A., "Strategi Six Sigma, PT Elex Media Komputindo", Jakarta, 2006.
- [3] Mulyawan, Hendy, M Zen Hadi Samson, and Setiawardhana. "Identifikasi Dan Tracking Objek Berbasis Image Processing Secara Real Time." Jurusan Telekomunikasi, Politeknik Elektronika Negeri Surabaya, 2011.
- [4] Cristina, Cristina, and Ade Kurniawan. "Sejarah, Penerapan, Dan Analisis Resiko Dari Neural Network: Sebuah Tinjauan Pustaka." *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, 3.2: 259–270, 2018.
- [5] Setiawan, Ahmad Fahrudi, and Alam Katon Agung., "Klasifikasi Pola Sidik Jari Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Untuk Analisa Karakteristik Seseorang.", *Antivirus: Jurnal Ilmiah Teknik Informatika* 10.2, 2016.
- [6] Risma, Herdian Anantya, Raditiana Patmasari, and Rita Magdalena. "Analisis Performansi Sistem Pendeteksi Katarak Menggunakan Dct (Discrete Cosine Transform) Dan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation (JST Backpropagation)." *e-Proceeding of Engineering* 6.1: 364–371, 2019.
- [7] Zaitun, Warsito, and Gurum Ahmad Pauzi. "Sistem Identifikasi Dan Pengenalan Pola Citra Tanda-Tangan Menggunakan Sistem Jaringan Saraf Tiruan (Artificial Neural Networks) Dengan Metode Backpropagation", *JURNAL Teori dan Aplikasi Fisika FMIPA Universitas Lampung* 03.02: 93–101, 2015.
- [8] Avianto, Donny., "Pengenalan Pola Karakter Plat Nomor Kendaraan Menggunakan Algoritma Momentum Backpropagation Neural Network.", *Jurnal Informatika* 10.1, 2016.
- [9] Novan Wijaya, Kevin Susanto and Jefry., "Pengenalan Pola Huruf Pada Kata dengan Menggunakan Algoritma Backpropagation dan Hybrid Feature". *TEKNOMATIKA*, Vol.09, No.02, 2019.
- [10] W. Ari Kusuma., "Sistem Pengenalan Pola Angka Menggunakan Metode Delta Rule", *Jurnal Dinamika Informatika*, vol 8 No 1, 2018.